



**MODEL GJR-GARCH UNTUK ANALISIS PERAMALAN
HARGA PANGAN BERAS DI PROVINSI JAWA TENGAH**

JURNAL ILMIAH

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana

Statistika

Oleh

ANA HISBIANA AL FARIKHI

B2A015016

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SEMARANG**

2019

HALAMAN PENGESAHAN

Jurnal dengan judul “Model GJR – GARCH untuk Analisis Peramalan Harga Pangan Beras di Provinsi Jawa Tengah” yang disusun oleh:

Nama : Ana Hisbiana Al Farikhi

NIM : B2A015016

Program Studi : S1 Statistika

Telah disetujui oleh dosen pembimbing pada tanggal 5 April 2019.



Pembimbing Utama

Pembimbing Pendamping

Moh. Yamin Darsyah, S.Si., M.Si
NIK.28.6.1026.341

Tiani Wahyu Utami, S.Si., M.Si
NIK.28.6.1026.341

**SURAT PERNYATAAN
PUBLIKASI KARYA ILMIAH**

Yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Ana Hisbiana Al Farikhi
NIM : B2A015016
Fakultas/Jurusan : FMIPA/S1 Statistika
Jenis Penelitian : Skripsi
Judul : Model GJR – GARCH untuk Analisis Peramalan Harga Pangan Beras di Provinsi Jawa Tengah
Email : anaalfa01.aa@gmail.com

Dengan ini menyatakan bahwa saya menyetujui untuk :

1. Memberikan hak bebas royalti kepada Perpustakaan UNIMUS atas penulisan karya ilmiah saya, demi pengembangan ilmu pengetahuan
2. Memberikan hak menyimpan, mengalih mediakan/mengalih formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, serta menampilkannya dalam bentuk *softcopy* untuk kepentingan akademis kepada Perpustakaan UNIMUS, tanpa perlu izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta
3. Bersedia dan menjamin untuk menanggung secara pribadi tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UNIMUS dari semua bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran hak cipta dalam karya ilmiah ini.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya dan semoga dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Semarang, 15 April 2019

Yang membuat pernyataan,



Ana Hisbiana Al Farikhi
B2A015016

MODEL GJR – GARCH UNTUK ANALISIS PERAMALAN HARGA PANGAN BERAS DI PROVINSI JAWA TENGAH

Ana Hisbiana Al Farikhi¹, Moh. Yamin Darsyah² dan Tiani Wahyu Utami³

^{1,2,3} Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Muhammadiyah Semarang
Alamat e-mail : anaalfa01.aa@gmail.com

Abstrak

Beras merupakan suatu komoditas yang menjadi bahan makanan pokok di Indonesia khususnya di Provinsi Jawa Tengah. Harga komoditas beras di Provinsi Jawa Tengah tidak stabil, dan mengalami terjadinya fluktuatif atau naik turun. Naik turunnya harga pangan beras mengakibatkan adanya volatilitas dan varian error. Pada penelitian ini dilakukan peramalan dengan menggunakan data harga pangan beras yang merupakan data time series. Data time series biasanya bersifat acak dan beragam sehingga menimbulkan adanya heteroskedastisitas. Pada setiap penelitian sering ditemukan adanya keasimetrisan. Sehingga pada penelitian ini digunakan model GJR-GARCH (Glosten-Jagannathan-Runkle- Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) untuk mengatasi adanya respon asimetris. Model Glosten-Jagannathan-Runkle (GJR) merupakan salah satu model time series pengembangan dari model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) dengan memasukkan efek leverage. Efek leverage berkaitan dengan adanya konsep asimetris. Asimetris umumnya muncul karena adanya perbedaan antara perubahan harga dengan nilai volatilitas. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data periode 2 Januari 2018 sampai 13 Maret 2019. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui model peramalan dan hasil peramalan menggunakan model GJR-GARCH. Berdasarkan hasil penelitian diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA(2,1,4) dan model GJR-GARCH (1,1). Besar peramalan menunjukkan bahwa harga pangan beras selalu mengalami kenaikan.

Kata Kunci : Beras, Heteroskedastisitas, ARCH/GARCH, GJR-GARCH

I. PENDAHULUAN

Beras merupakan salah satu dari sembilan bahan pokok yang menjadi makanan pokok yang paling banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia khususnya di Provinsi Jawa Tengah. Beras menjadi komoditas terbesar pada garis kemiskinan, baik di perkotaan maupun di pedesaan (Abidin, 2015).

Beras merupakan komoditas dengan permintaan inelastis, maksudnya perubahan yang terjadi pada beras hampir tidak menyebabkan perubahan pada jumlah permintaan konsumen. Apabila persediaan beras berkurang, maka harga beras cenderung naik sehingga tidak dapat dijangkau oleh konsumen terutama konsumen dengan pendapatan yang relatif rendah / miskin (Haryati dan Hendrati, 2010).

Jawa Tengah merupakan lumbung padi ketiga di Indonesia setelah Jawa Barat dan Jawa Timur. Menurut BPS luas panen padi di Jawa Tengah periode Januari-September 2018 sebesar 1,54 juta hektar. Dengan perhitungan

sampai Desember 2018, maka luas panen tahun 2018 mencapai 1,68 juta hektar. Sedangkan produksi padi di Jawa Tengah pada tahun 2018 mencapai sebesar 9,51 juta ton GKG. Jika produksi padi tersebut dikonversikan ke dalam angka konversi GKG ke beras tahun 2018 maka produksi padi setara dengan 5,44 juta ton beras.

Stabilitas pasokan dan harga beras menjadi salah satu unsur penting dalam mencapai ketahanan pangan yang menjadi prioritas pembangunan nasional (Bappenas, 2010), terutama dalam hal ketahanan pangan. Hal ini juga yang melandasi turunnya kebijakan harga (Suryana,dkk, 2014). Salah satu upaya untuk menjaga stabilitas harga adalah dengan monitoring harga dan peramalan harga yang menjadi salah satu tujuan dari penelitian ini.

Rata-rata harga beras di Provinsi Jawa Tengah pada Januari tahun 2018 mengalami kenaikan yang cukup tinggi. Hal ini disebabkan karena pendistribusian beras yang belum merata. Sehingga harga beras di beberapa daerah bagian selatan Jawa Tengah

masih cukup tinggi. Harga beras di Provinsi Jawa Tengah tahun 2018 tidak stabil di beberapa daerah ada yang tinggi ada juga yang rendah.

Naik turunnya harga pangan beras menunjukkan besarnya volatilitas dan varian error (Larasati,dkk, 2016). Pada penelitian ini menggunakan data harian harga pangan beras pada tahun 2018 yang merupakan data *time series*. Dalam data *time series* memiliki dua sifat yaitu heteroskedastisitas dan pengelompokan volatilitas.

Pada penelitian ini dilakukan sebuah peramalan yang digunakan untuk mengatasi adanya heteroskedastisitas pada harga pangan beras sehingga digunakan model ARCH untuk mengatasi heteroskedastisitas. Dalam analisis data *time series*, model ARCH dikembangkan menjadi model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*) untuk menghindari adanya orde yang terlalu tinggi berdasarkan prinsip parsimoni (Enders W, 2004). Namun dalam penelitian sering ditemukan adanya keasimetrisan. Model ARCH dan GARCH tidak mampu mengatasi adanya respon asimetris terhadap guncangan (*shock*). Respon asimetris dikenal dengan "*leverage effect*", sehingga pada model GARCH yang selanjutnya dikembangkan untuk mengatasi adanya respon volatilitas yang asimetris (Ariefianto & Doddy, 2012).

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan harga pangan beras pada tahun 2018 dengan menggunakan metode pengembangan dari GARCH yaitu GJR-GARCH. Metode GJR-GARCH pertama kali diperkenalkan oleh Glosten, Jagannathan dan Runkle pada tahun 1993. GJR-GARCH merupakan pengembangan dari model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dengan memasukkan efek *leverage*. Pada model ini diharapkan memperoleh hasil peramalan yang baik dengan model asimetris *time series* yang baik. Pada penelitian ini menggunakan beberapa rujukan dari jurnal dan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh Nurzarina dengan judul "*Analisis Perkiraan Beban Puncak Energi Listrik Menggunakan Model GJR – GARCH*" dan Enggar Niken Laras Ati dengan judul "*Analisis Volatility Forecasting Sembilan Bahan Pokok Menggunakan Metode GARCH dengan Program R*".

II. LANDASAN TEORI

2.1 Beras

Beras merupakan makanan pokok bagi sebagian besar masyarakat di Indonesia. Konsumsi beras di Indonesia mengalami peningkatan setiap tahunnya seiring dengan meningkatnya jumlah penduduk di Indonesia. Kebutuhan beras nasional tidak terpenuhi oleh produksi beras dalam negeri dikarenakan masih adanya impor beras. Akan tetapi, di sisi lain, harga beras sangat ditentukan oleh pemerintah dan tidak dinamis seperti halnya tanaman hortikultural atau perkebunan sehingga umumnya petani padi sering merugi. Tanpa perubahan tata niaga beras dan pengurangan campur tangan pemerintah, agribisnis padi akan tetap tidak banyak diperhitungkan dan diminati oleh investor di bidang pertanian (Fardhani dkk, 2018).

2.2 Time Series

Time Series atau runtun waktu adalah himpunan observasi data terurut dalam waktu. Metode *Time Series* adalah metode peramalan dengan menggunakan analisa pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu. Peramalan suatu data *Time Series* perlu diperhatikan adanya tipe atau pola data. Secara umum terdapat empat macam pola data *Time Series*, yaitu horizontal, *trend*, musiman, dan siklis (Hanke dan Wichers, 2005).

2.3 Heteroskedastisitas

Data runtun waktu di bidang keuangan menunjukkan adanya periode dengan volatilitas yang besar diikuti dengan periode yang relatif tenang, hal seperti ini menunjukkan adanya asumsi galat konstan menjadi tidak terpenuhi (Enders W, 1995).

Dalam model runtun waktu terdapat proses galat yang biasanya dinotasikan dengan ε_t . Salah satu asumsi yang harus dipenuhi adalah homoskedastisitas.

$$E(\varepsilon_t, \varepsilon_t) = \text{var}(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2 \quad (3)$$

Asumsi tersebut tidak dapat terpenuhi pada data runtun waktu yang berhubungan dengan bidang keuangan seperti pengembalian harga saham (Engle, 2001).

2.4 Model ARCH dan GARCH

Model ARCH-GARCH (*Autoregressive Conditional Heteroscedasticity dan Generalized Autoregressive Conditionl*

Heteroscedasticity) biasanya diaplikasikan pada data *return* pasar modal, inflasi, atau *interest rate*. Pada pemodelan menunjukkan adanya volatilitas yang sangat tinggi dan ada yang sangat rendah sehingga menunjukkan adanya heteroskedastisitas.

Model ARCH digunakan untuk menghasilkan model volatilitas yang sistematis. Secara spesifik, sebuah model ARCH (m) memiliki fungsi (Nastiti & Suharsono, 2012)

$$\alpha_t = \sigma_t \varepsilon_t, \quad \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \alpha_{t-1}^2 + \dots + \alpha_m \alpha_{t-m}^2 \quad (34)$$

E_t merupakan variabel random yang independen dan identik dengan *mean* nol dan *variance* 1, $\alpha_0 > 0$ dan, $\alpha_i \geq 0$ untuk $i > 0$.

Berdasarkan prinsip parsimoni (Enders, 2004) untuk menghindari adanya orde yang terlalu tinggi, Model ARCH dikembangkan menjadi model GARCH. Pada tahun 1986 telah dikembangkan suatu model yaitu *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) oleh Bollerslev. Berdasarkan prinsip parsimoni (Enders, 2004). Model GARCH(p,q) dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i \alpha_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (35)$$

2.5 Model GJR – GARCH

GJR-GARCH merupakan pengembangan dari model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) dengan memasukkan efek *leverage*. Efek *leverage* berhubungan dengan konsep asimetris. Asimetris umumnya muncul karena adanya perbedaan antara perubahan harga dengan nilai volatilitas. Untuk mendeteksi keberadaan pengaruh efek *leverage* (efek asimetris) dapat dilakukan dengan cara data *time series* (runtun waktu) dimodelkan ke dalam model GARCH. Setelah itu untuk melihat adanya pengaruh efek asimetris pada data diuji dengan melihat korelasi antara ε_t^2 (residual kuadrat) dengan ε_t (lag residual) menggunakan korelasi silang (*cross tab*). Untuk mengetahui adanya efek asimetris terhadap data ditandai dengan korelasi tidak sama dengan nol (Ermawati, dkk, 2018).

Menurut (Ederington & Guan, 2010) nilai volatilitas lebih tinggi jika *shock return* negatif dibanding *shock return* positif pada *shock return* yang sama, yang berarti volatilitas cenderung menurun saat terjadi

berita baik dan cenderung meningkat pada berita buruk. Volatilitas adalah perubahan variansi terhadap waktu. Model GJR(1,1) dirumuskan sebagai berikut: (Iswara, dkk, 2017).

$$\alpha_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (36)$$

$$\sigma_t^2 = \theta_0 + \theta_1 \alpha_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 + \gamma S_{t-1} \alpha_{t-1}^2 \quad (37)$$

$$\varepsilon_t \sim N(0,1) \text{ dan } \varepsilon_t \sim t_d \quad (38)$$

$$S_{t-1} = \begin{cases} 1, & \alpha_{t-1} < 0, \\ 0, & \alpha_{t-1} \geq 0 \end{cases} \quad (39)$$

S_{t-1} adalah variabel *dummy* yang bernilai 1 jika α_{t-1} bernilai negatif dan bernilai 0 untuk yang lainnya. (Glosten, Jagannathan, & Runkle, 1993).

III. METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS Nasional) untuk wilayah Provinsi Jawa Tengah periode tahun 2018 sampai 2019. Unit observasi dalam penelitian ini adalah Provinsi, data yang digunakan berupa data harian harga pangan beras periode 2 Januari 2018 sampai 13 Maret 2019. Jumlah data pada penelitian ini adalah 297 data.

3.2 Tahapan Penelitian

Analisis yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari mendeskripsikan Provinsi Jawa Tengah berdasarkan variabel harga pangan di Provinsi Jawa Tengah. Langkah selanjutnya dilakukan analisis menggunakan tahap-tahap metode yang harus dilakukan.

1. Melakukan uji stasioner pada data harga pangan beras.
2. Melakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF.
3. Melakukan estimasi parameter.
4. Melakukan pembuatan model ARIMA *Box-Jenkins* dan menentukan model terbaik pada ARIMA dengan melihat nilai AIC terkecil.
5. Setelah diperoleh model ARIMA terbaik, kemudian melakukan pengecekan adanya efek ARCH atau efek heteroskedastisitas.
6. Melakukan uji efek asimetris menggunakan model GARCH:
7. Membentuk model GJR-GARCH dan melakukan estimasi parameter dengan melakukan verifikasi model GJR-GARCH dengan melihat nilai AIC terkecil.

8. Meramalkan data harga pangan beras untuk beberapa periode ke depan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Deskriptif

Analisis pertama dalam analisis data adalah data mengenai statistika deskriptif. Analisis deskriptif merupakan langkah pertama yang dilakukan dalam melakukan

analisis data. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harian harga pangan beras di Provinsi Jawa Tengah periode Januari 2018 sampai Maret 2019 dengan jumlah data 297 data. Data diperoleh dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional. Hasil deskriptif data harga pangan beras pada **Tabel 4.1** sebagai berikut:

Tabel 4.1 Analisis Deskriptif Data Harga Pangan Beras

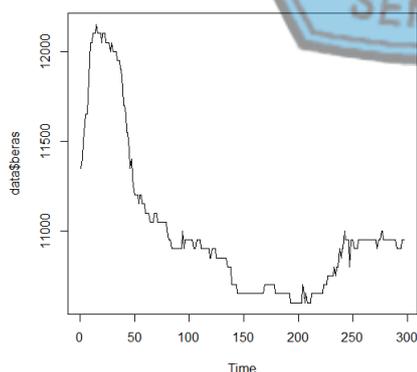
	Min	1st Qu	Median	Mean	3rd Qu	Max
Harga Pangan Beras	10600	10700	10900	11006	11050	12150

Berdasarkan **Tabel 4.1** dapat dilihat bahwa data rata-rata harga pangan beras Provinsi Jawa Tengah dalam kurun waktu setahun terakhir sebesar 11006. Sedangkan harga pangan beras minimum sebesar 10600 dan harga pangan beras maksimum dalam kurun waktu setahun adalah sebesar 12150.

4.2 Model ARIMA

4.2.1 Identifikasi Plot

Langkah pertama yang dilakukan dalam pemodelan ARIMA adalah dengan identifikasi model yaitu dengan membuat plot data *time series* untuk data harian harga pangan beras dari Januari 2018 sampai Maret 2019. Berdasarkan data diperoleh hasil plot *time series* sebagai berikut :



Gambar 4.1 Plot Data Harga Pangan Beras

Berdasarkan **Gambar 4.1** menunjukkan grafik perkembangan harian harga pangan beras Provinsi Jawa Tengah periode Januari 2018 sampai Maret 2019. Berdasarkan plot dapat dilihat bahwa pergerakan data harga pangan beras mengandung unsur *trend* dan nilai mean dan variansnya tidak konstan

sehingga dapat diartikan data tersebut mengalami ketidakstasioneritas dalam mean maupun varian.

4.2.2 Uji Stasioneritas

Stasioneritas terhadap data dapat dilakukan dengan uji akar-akar unit. Metode yang digunakan untuk uji akar-akar unit adalah metode *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Hasil uji akar unit dengan metode *Augmented Dickey-Fuller* adalah sebagai berikut:

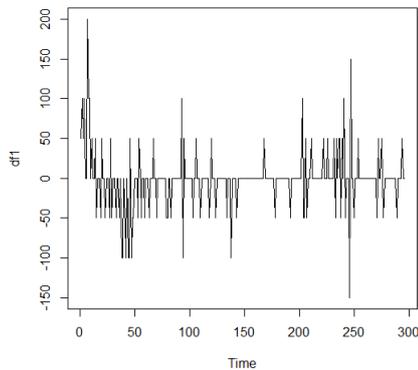
Tabel 4.2 Uji Augmented Dickey-Fuller Sebelum Differencing

	T-Statistic	Probability
<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	-1.9729	0.5877

Berdasarkan **Tabel 4.2** dapat dilihat bahwa nilai *Probability (P-value)* = 0.5877 > $\alpha = 5\%$ (0.05) maka terima H_0 . Sehingga dapat disimpulkan bahwa data harga pangan beras tidak stasioner.

4.2.3 Differencing dan Transformasi Log

Data pada harga pangan beras mengandung *trend* sehingga dapat diartikan data tersebut mengalami ketidakstasioneritas dalam mean maupun varian. Untuk menstasionerkan data dilakukan *differencing* orde pertama dan transformasi log. Transformasi yang dilakukan untuk membuang unsur *trend* adalah dengan melakukan pembedaan (*differencing*) data. Hasil pembedaan (*differencing*) dapat dilihat pada gambar di bawah ini:



Gambar 4.2 Plot Data Differencing Orde Pertama

Berdasarkan gambar di atas dapat dilihat bahwa data sudah stasioner dalam rata-rata. Untuk membuktikan adanya kestasioneran data dilakukan dengan menggunakan metode *Augmented Dickey-Fuller* pada tabel berikut:

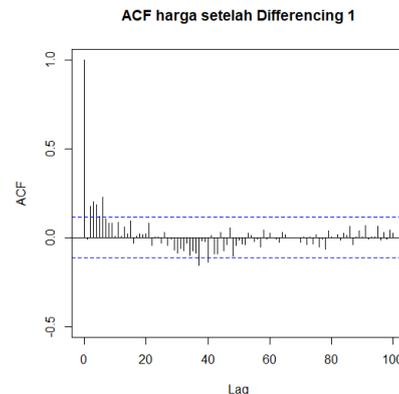
Tabel 4.3 Uji *Augmented Dickey-Fuller* Setelah Differencing

	T-Statistic	Probability
<i>Augmented Dickey-Fuller</i>	-5.1141	0.01

Berdasarkan **Tabel 4.3** dapat dilihat bahwa nilai *Probability (p-value)* = 0.01 < α = 5% (0.05) maka tolak H_0 . Sehingga dapat disimpulkan bahwa data harga pangan beras hasil differencing orde pertama sudah stasioner.

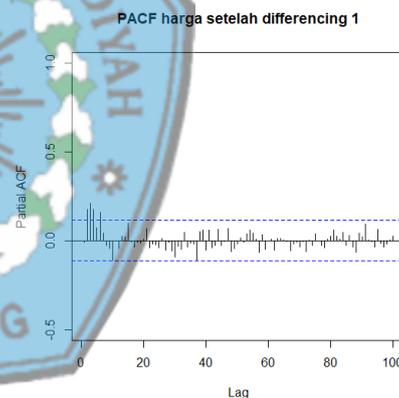
4.2.4 Identifikasi Model

Identifikasi model pada suatu *time series* dilakukan untuk menentukan model p , d , dan q . Cara yang dilakukan untuk menentukan model $p(AR)$, d dan $q(MA)$ dari suatu data *time series* dapat dilakukan dengan melihat plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) pada berbagai lag. Plot *Autocorrelation Function* (ACF) untuk ordo (q-MA) Sedangkan plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk ordo (p-AR). Berdasarkan data dari hasil differencing orde pertama maka diperoleh nilai ACF dan PACF beserta nilai autokorelasinya.



Gambar 4.3 Plot ACF setelah Differencing Orde Pertama

Berdasarkan **Gambar 4.3** dapat dilihat bahwa plot ACF *cut off* pada lag ke- 1,3,4,5, dan 7. Sehingga dugaan model yang dapat dibangkitkan adalah MA(1), MA(3), MA(4), MA(5) dan MA(7). Sedangkan untuk dugaan model AR dapat dilihat pada plot PACF yang ditampilkan pada gambar di bawah ini:



Gambar 4.4 Plot PACF Setelah Differencing Orde Pertama

Berdasarkan **Gambar 4.4** plot PACF dapat dilihat bahwa PACF *cut off* pada lag ke- 2,3,4 dan 6. Sehingga dugaan model yang dapat dibangkitkan dari plot PACF adalah AR(2), AR(3), AR(4), dan AR(6). Berdasarkan plot ACF dan PACF maka identifikasi model ARIMA sementara yang dapat dibentuk adalah model ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,3), ARIMA (2,1,4).

4.2.5 Estimasi Parameter Model ARIMA

Estimasi parameter model ARIMA dilakukan setelah proses identifikasi model ARIMA. Tahap estimasi parameter model

ARIMA dilakukan dengan pengujian kelayakan model dengan mencari model terbaik dengan melihat nilai *Akaike*

Information Criterion (AIC) yang terkecil. Estimasi model ARIMA dapat dilihat pada tabel di bawah ini:

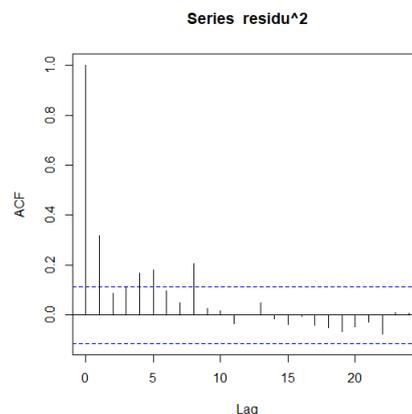
Tabel 4.4 Estimasi Model ARIMA

Model	Parameter	Estimasi	SE	T-Statistic	AIC
ARIMA (2,1,1)	AR 1	-0.3435	0.073	-4.7054795	2924.79
	AR 2	-0.1322	0.0694	-1.9048991	
	MA1	-0.7686	0.0498	-15.433735	
ARIMA (2,1,3)	AR 1	-0.2091	1.3842	-0.151062	2928.26
	AR 2	-0.0058	0.3347	-0.017329	
	MA 1	-0.9078	1.3805	-0.6575878	
	MA 2	0.0212	1.7925	0.01182706	
ARIMA (2,1,4)	MA 3	0.0924	0.6264	0.14750958	2921.87
	AR 1	-1.5527	0.0388	-40.018041	
	AR 2	-0.9225	0.0409	-22.555012	
	MA 1	0.4668	0.0686	6.80466472	
	MA 2	-0.5701	0.056	-10.180357	
	MA 3	-0.623	0.0658	-9.4680851	
	MA 4	0.322	0.0593	5.43001686	

Berdasarkan **Tabel 4.4** dari hasil estimasi parameter model ARIMA dapat dilihat bahwa nilai AIC yang terkecil yaitu model ARIMA (2,1,4). Pengujian estimasi parameter dari model tersebut dapat dilihat dari nilai yang memiliki $P\text{-Value} < \alpha = 5\%$ atau nilai $|t_{hit}| > t_{tabel}$. Berdasarkan dari tabel t diperoleh nilai $t_{tabel}(df = n - 1 = 297 - 1 = 296; \alpha = 0.025) = 1.968011$. Berdasarkan hasil estimasi parameter diperoleh nilai t_{hitung} untuk parameter AR 1 = - 40.018041, parameter AR 2 = - 22.555012, parameter MA 1 = 6.80466472, parameter MA 2 = - 10.180357, parameter MA 3 = - 9.4680851, parameter MA 4 = 5.43001686. Untuk parameter AR 1, AR 2, MA 2, MA 3 berpengaruh terhadap model akan tetapi tidak secara signifikan atau tidak memberi pengaruh besar terhadap model karena nilai $|t_{hit}| < t_{tabel}$. Sedangkan untuk parameter MA 1 dan MA 4 berpengaruh secara signifikan terhadap data karena nilai $|t_{hit}| > t_{tabel}$. Berdasarkan uji kelayakan model diperoleh nilai $P\text{-Value} = 0.969 > 5\%$ maka dapat disimpulkan bahwa model telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal.

4.2.6 Uji Pengaruh ARCH

Setelah diperoleh model ARIMA terbaik, langkah selanjutnya dilakukan uji ARCH-LM untuk mengetahui apakah variansi memiliki sifat heteroskedastisitas atau tidak. Uji ARCH - LM dapat dilakukan dengan melihat plot ACF/PACF data kuadrat residual dari model ARIMA terbaik. Hasil plot residual model ARIMA terbaik dapat dilihat pada **Gambar 4.5**.



Gambar 4.5 Plot ACF Residual Kuadrat ARIMA (2,1,4)

Berdasarkan **Gambar 4.5** mengenai plot ACF dari model ARIMA terbaik yaitu ARIMA (2,1,4) dapat dilihat bahwa masih terdapat batang yang melebihi batas garis putus-putus, maka dapat disimpulkan bahwa model tersebut variansinya tidak konstan dan residual memiliki sifat heteroskedastisitas atau ARCH-GARCH.

θ_3	0.11825
θ_4	0.05381
ω	249.6745
α_1	0.19081
β_1	0.16869
β_2	0.39202

4.3 Model GARCH

Pendugaan parameter dari GARCH dilakukan dengan melihat plot ACF/PACF residual model ARIMA terbaik yaitu ARIMA (2,1,4). Dalam penelitian ini, penentuan model sementara GARCH dilakukan dengan melihat plot ACF/PACF. Berdasarkan plot ACF/PACF kuadrat residual model ARIMA (2,1,4) dapat dilihat bahwa ACF *cut off* pada lag ke-1 dan 2. Sehingga estimasi model yang dapat dibangkitkan dari plot ACF/PACF adalah model GARCH (p,q) sementara adalah GARCH (1,1), GARCH (1,2).

Berdasarkan **Tabel 4.5** diperoleh model terbaik yaitu model ARIMA (2,1,4) GARCH(1,1) dengan melihat nilai AIC terkecil. Maka model dari ARIMA (2,1,4) GARCH (1,1) adalah:

$$Z_t = -0.45717 + 0.49816Z_{t-1} + 0.32026Z_{t-2} - 0.66712\varepsilon_{t-1} - 0.20819\varepsilon_{t-2} + 0.1018\varepsilon_{t-3} + 0.03854\varepsilon_{t-4} + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = 177.5661 + 0.14426\varepsilon_{t-1}^2 + 0.68191\sigma_{t-1}^2$$

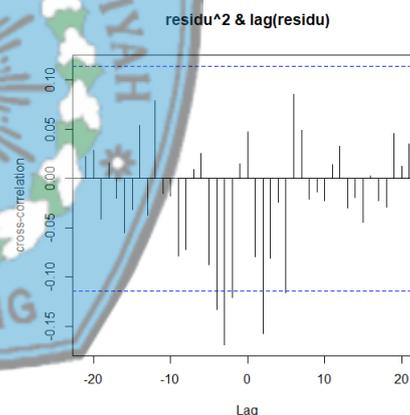
4.3.1 Estimasi Model GARCH

Berdasarkan plot ACF dan PACF kuadrat residual model ARIMA (2,1,4) dari data harga pangan beras yang mengandung komponen ARCH/GARCH untuk memodelkan data tersebut. Estimasi beberapa model GARCH dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 4.5 Estimasi Parameter GARCH

Model	Parameter	Estimasi	AIC
GARCH (1,1)	μ	-0.45717	9.7255
	ϕ_1	0.49816	
	ϕ_2	0.32026	
	θ_1	-0.66712	
	θ_2	-0.20819	
	θ_3	0.1018	
	θ_4	0.03854	
	ω	177.5661	
	α_1	0.14426	
	β_1	0.68191	
GARCH (1,2)	μ	-0.52924	9.7265
	ϕ_1	0.32121	
	ϕ_2	0.4824	
	θ_1	-0.4942	
	θ_2	-0.37674	

4.3.2 Uji Asimetris



Gambar 4.6 Korelasi Silang Residual Kuadrat dan Lag Residual

Untuk mengetahui adanya efek asimetris (*leverage effect*) dilakukan dengan cara data runtun waktu dimodelkan ke dalam model GARCH kemudian di uji pada data dengan melihat korelasi antara residual kuadrat dengan lag residual dengan menggunakan korelasi silang. Adanya efek asimetris ditandai dengan korelasi yang tidak sama dengan nol. Berdasarkan model ARIMA (2,1,4) GARCH(1,1), korelasi silang dari residual kuadrat dengan lag residual tidak sama dengan nol, sehingga terdapat efek asimetris.

4.4 Model GJR – GARCH

Model ARIMA (2,1,4) GARCH(1,1) bersifat asimetris maka dilakukan pendugaan model GJR-GARCH. Pendugaan model GJR - GARCH dilakukan dengan menggunakan metode *trial and error*. Identifikasi model GJR – GARCH menggunakan model GJR – GARCH (1,1), GJR – GARCH (1,2), GJR – GARCH (2,1), GJR – GARCH (2,2). Hasil dari estimasi parameter GJR – GARCH dapat dilihat pada **Tabel 4.6**.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter GJR – GARCH

Model	Parameter	Estimasi	AIC
GJR-GARCH (1,1)	μ	-0.64699	
	ϕ_1	0.20959	
	ϕ_2	0.57963	
	θ_1	-0.36489	
	θ_2	-0.50017	
	θ_3	0.09531	9.7268
	θ_4	0.1037	
	ω	222.8956	
	α_1	0.15596	
	γ_1	0.22686	
	β_1	0.61441	
GJR-GARCH (1,2)	μ	-0.66864	
	ϕ_1	0.18622	
	ϕ_2	0.59873	
	θ_1	-0.33937	
	θ_2	-0.51243	
	θ_3	0.09589	
	θ_4	0.10374	9.7281
	ω	272.4135	
	α_1	0.18849	
	γ_1	0.22009	
	β_1	0.25302	
β_2	0.27458		

Berdasarkan **Tabel 4.6** dapat dilihat bahwa nilai AIC terkecil adalah model GJR – GARCH (1,1). Sehingga dapat disimpulkan bahwa model terbaik pada penelitian ini adalah GJR – GARCH (1,1). Berdasarkan

model GJR – GARCH (1,1), maka persamaannya adalah sebagai berikut :

$$Z_t = -0.64699 + 0.20959Z_{t-1} + 0.57963Z_{t-2} - 0.36489\varepsilon_{t-1} - 0.50017\varepsilon_{t-2} + 0.09531\varepsilon_{t-3} + 0.1037\varepsilon_{t-4} + \varepsilon_t$$

$$\sigma_t^2 = 222.89562 + 0.15596\varepsilon_{t-1}^2 + 0.22686d_{t-1} + 0.61441\sigma_{t-1}^2$$

4.5 Peramalan Data Harga Pangan Beras

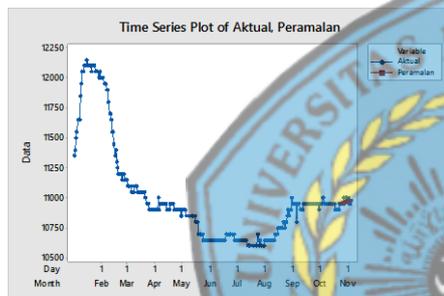
Peramalan ini menggunakan data harga pangan beras Provinsi Jawa Tengah dengan menggunakan model terbaik yang ditentukan dengan melihat nilai AIC terkecil. Berdasarkan nilai AIC terkecil model terbaik yang diperoleh yaitu GJR – GARCH (1,1). Berdasarkan model terbaik diperoleh hasil peramalan untuk 10 hari ke depan yang dapat dilihat pada **Tabel 4.7**.

Tabel 4.7 Hasil Peramalan Harga Pangan Beras Provinsi Jawa Tengah

Hari Ke-	Peramalan	Data Aktual
14 Maret 2019	10954.07	10950
15 Maret 2019	10957.83	11000
16 Maret 2019	10961.27	11000
17 Maret 2019	10964.41	11000
18 Maret 2019	10967.28	11000
19 Maret 2019	10969.91	11000
20 Maret 2019	10972.31	11000
21 Maret 2019	10974.51	10950
22 Maret 2019	10976.52	10950
23 Maret 2019	10978.36	10950

Berdasarkan hasil peramalan 10 hari ke depan pada **Tabel 4.7** dapat dilihat bahwa hasil peramalan yang diperoleh dengan data harga pangan beras memiliki sedikit perbedaan. Hasil peramalan harga pangan beras di Provinsi Jawa Tengah setiap harinya mengalami kenaikan. Sedangkan berdasarkan data harga pangan beras sampai periode Maret 2019, harga pangan beras beberapa mengalami kenaikan dan penurunan yang

sama. Hasil peramalan harga pangan beras pada hari ke 298 atau pada tanggal 14 Maret 2019 mengalami kenaikan menjadi Rp 10.954 sedangkan data harga pangan beras pada tanggal 14 Maret 2019 sebesar Rp 10.950. Peramalan harga pangan beras pada hari ke 299 atau pada tanggal 15 Maret 2019 mengalami kenaikan menjadi Rp 10.957 sedangkan data harga pangan beras pada tanggal 15 Maret 2019 sebesar Rp 11.000. Peramalan harga pangan beras pada hari ke 300 atau pada tanggal 16 Maret 2019 juga mengalami kenaikan menjadi Rp 10.961 sedangkan data harga pangan beras pada tanggal 16 Maret 2019 sebesar Rp 11.000.



Gambar 4.7 Plot Data Hasil Peramalan

Berdasarkan plot data *time series* pada Gambar 4.8 dapat dilihat bahwa untuk garis yang warna biru merupakan data aktual sedangkan warna merah merupakan data peramalan. Hasil peramalan dengan data aktual harga pangan beras memiliki nilai yang sedikit berbeda dan memiliki selisih beberapa satuan. Data hasil peramalan yang dihasilkan hampir mendekati dengan data aktual. Hasil peramalan dapat digunakan untuk perbandingan kedepannya.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa:

1. Berdasarkan data harga pangan beras Provinsi Jawa Tengah diperoleh model terbaik dengan melihat nilai AIC terkecil yaitu model GJR – GARCH (1,1) yang dituliskan dalam persamaan berikut :

$$Z_t = -0.64699 + 0.20959Z_{t-1} + 0.57963Z_{t-2} - 0.36489\varepsilon_{t-1}$$

$$\begin{aligned} & - 0.50017\varepsilon_{t-2} + 0.09531\varepsilon_{t-3} \\ & + 0.1037\varepsilon_{t-4} + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 = & 222.89562 + \\ & 0.15596\varepsilon_{t-1}^2 + 0.22686d_{t-1} \\ & + 0.61441\sigma_{t-1}^2 \end{aligned}$$

2. Berdasarkan hasil peramalan untuk 10 hari ke depan dengan menggunakan model GJR- GARCH (1,1) diperoleh hasil peramalan yang setiap harinya mengalami kenaikan dan memiliki nilai yang sedikit berbeda dengan data harga pangan beras untuk periode Maret 2019.

5.2 Saran

Penelitian ini masih terdapat keterbatasan, pada pembahasan ini hanya menggunakan model GJR – GARCH. Penelitian ini belum melakukan perbandingan dengan model lain. Untuk itu dalam penelitian selanjutnya perlu dilakukan adanya perbandingan dengan model lain seperti model TGARCH, EGARCH, APARCH.

VII. DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, M. (2015). Dampak Kebijakan Impor dan Ketahanan Pangan dalam Perspektif Kesejahteraan Sosial. *Sosio Informa*, 213-230.
- Ariefianto, M., & Doddy. (2012). *Ekonometrika Esensi dan Aplikasi dengan Menggunakan EViews*. Jakarta: Erlangga.
- Arifin, B. (2000). *Spektrum Kebijakan Pertanian Indonesia : Telaah Struktur, kasus dan alternatif strategi*. Jakarta: Erlangga.
- Bappenas. (2010). *Rencana Pembangunan Jangka Menengah (RPJHMN) 2010-2014 (Peraturan Pemerintah Nomor 5 Tahun 2010)*. Jakarta: Badan Perencanaan Pembangunan Nasional.
- Ederington, L. H., & Guan, W. (2010). How Asymmetric is us stock market volatility? *Journal of Financial Markets*, 13(2):225-248.
- Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*. Jhon Wiley & Sons, Inc: Canada.
- Enders, W. (2004). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Son, Inc. New York.
- Engle, R. (2001). The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics.

- Journal of Economics Perspectives*, 4, 157-168.
- Ermawati, Nurzarina, & Nurfadila, K. (2018). Pemodelan Beban Puncak Energi Listrik Menggunakan Model GJR-GARCH. *Jurnal MSA Vol.6 No.1*.
- Fardhani, A. A., Simanjuntak, D. I., & Wanto, A. (2018). Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropogation. *Jurnal Infomedia*.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5):1779-1801.
- Hanke, J., & Wichers, D. (2005). *Business Forecasting Eight Edition*. New Jersey: Pearson Prentice hall.
- Haryati, Y., & Hendrati, I. M. (2010). Ekonomi Perbesaran: Keterkaitan Pasar Beras Dunia Dengan Pasar Indonesia. *Jurnal Mitra Ekonomi dan Manajemen Bisnis Vol. 1, No. 2*, 194-201.
- <https://hargapangan.id> diakses pada tanggal (21 Februari).
- <https://jateng.bps.go.id> diakses pada tanggal (10 Februari).
- Iswara, A. Y., Putri, A., & Murni, D. (2017). Value-at-Risk Pada Satu Aset Saham dan Portofolio Berbasis Model Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity dan Glosten-Jaganathan-Runkle Heavy Tail dan Copula. *e-Proceeding of Engineering*, Vol.4, No.2 Page 3045-3052.
- Larasati, E. N., Hendikawati, P., & Zaenuri. (2016). Analisis Volatility Forecasting Sembilan Bahan Pokok Menggunakan Metode GARCH dengan Program R. *UNNES Journal of Mathematics*, 90-99.
- Lestari, N., & Wahyuningsih, N. (2012). Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, Vol.1, No. 1, Hal A-29-A-33.
- Muljawan, R. E., & Alibaba, R. B. (2009). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Harga Beras Di Jawa Timur. *Buana Sains*, Vol 9 No 2: 111-118.
- Mulyana. (2004). *Buku Ajar Analisis Data Deret Waktu*. Bandung: FMIPA Universitas Padjajaran.
- Nastiti, K. L., & Suharsono, A. (2012). Analisis Volatilitas Saham Perusahaan Go Public dengan Metode ARCH-GARCH. *Jurnal Sains dan ITS*, Vol.1, No.1, hal D-259-D-264.
- Nurzarina. (2018). *Analisis Perkiraan Beban Puncak Energi Listrik Menggunakan Model GJR-GARCH*. Skripsi. Makassar: Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Alauddin.
- Samsiah, D. N. (2008). Analisis Data Runtun Waktu menggunakan Model ARIMA (p,d,q). *Skripsi UIN Sunan Kalijaga*.
- Santoso. (2011). Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia. *Aset*, 65-76.
- Santoso, T. (2011). Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia. *Aset*, Vol. 13 No. 1 hal. 65-76.
- Sembiring, R. (2003). *Analisis Regresi, Edisi kedua*. Bandung: ITB.
- Suryana, A., & dkk. (2014). Harga Gabah Dan Beras Dalam Mendukung Ketahanan Pangan Nasional. *Pengembangan Inovasi Pertanian*, 7(4):155-168.
- Ulinuha, N., & Farida, Y. (2018). Prediksi Cuaca Kota Surabaya Menggunakan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Box Jenkins dan Kalman Filter. *Jurnal Matematika" MANTIK'*, Vol. 04 No. 01 Hal 59-67.